

变分模态分解-排列熵方法用于分布式光纤 振动传感系统去噪

于淼^{1*}, 张耀鲁², 何禹潼¹, 孙铭阳², 孔谦¹, 郑志丰³

¹电子科技大学中山学院电子信息学院, 广东 中山 528402;

²吉林大学仪器科学与电气工程学院, 吉林 长春 130012;

³珠海任驰光电科技有限公司, 广东 珠海 519000

摘要 提出一种变分模态分解-排列熵的去噪方法, 分析并设定排列熵中关键参数和阈值, 进而通过排列熵来确定变分模态分解的分解层数值, 将分解的各模态进行重构以实现振动信号的去噪。通过仿真测试来验证该方法在正交性、完备性、信噪比和效率方面的优越性, 最后对系统采集的实际振动信号进行去噪处理。实验结果表明, 与现有的经验模态分解-相关系数和完全经验模态分解-相关系数方法相比, 所提方法对触网、车轮碾压和雨淋三种振动信号具有最优的去噪信噪比(含噪信号与降噪值之比), 分别为 32.5358 dB、30.5546 dB 和 29.3435 dB, 耗时也较少, 分别为 1.4432 s、1.6320 s、1.2349 s, 信号模式识别准确率最高, 均在 99% 以上。

关键词 光纤光学; 分布式光纤振动传感; 变分模态分解; 排列熵; 信号去噪

中图分类号 O436.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0706005

Variational Mode Decomposition and Permutation Entropy Method for Denoising of Distributed Optical Fiber Vibration Sensing System

Yu Miao^{1*}, Zhang Yaolu², He Yutong¹, Sun Mingyang², Kong Qian¹, Zheng Zhifeng³

¹ School of Electronic Information Engineering, Zhongshan Institute, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan, Guangdong 528402, China;

² College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China;

³ Zhuhai Pegasus Optoelectronics Technology Co., Ltd, Zhuhai, Guangdong 519000, China

Abstract In this paper, a denoising method of variational mode decomposition and permutation entropy is proposed, the key parameters and thresholds in permutation entropy are analyzed and set, and then the decomposition layer value of variational mode decomposition is determined by permutation entropy, and the decomposed modes are reconstructed to achieve denoising of vibration signals. The advantages of this method in orthogonality, completeness, signal-to-noise ratio, and efficiency are verified by simulation tests. Finally, the actual vibration signals collected by the system are denoised. The experimental results show that, compared with the existing empirical mode decomposition-correlation coefficient and full empirical mode decomposition-correlation coefficient methods, the proposed method has the best denoising signal-to-noise ratio (the ratio of noise signal to noise reduction) for three kinds of vibration signals (contact, wheel rolling, and rain), which are 32.5358 dB, 30.5546 dB, and 29.3435 dB, respectively, and the time-consuming is also less, which is 1.4432 s, 1.6320 s, 1.2349 s, respectively, and the accuracy of signal pattern recognition is the highest, all above 99%.

Key words fiber optics; distributed fiber vibration sensing; variational mode decomposition; permutation entropy; signal denoising

收稿日期: 2021-07-16; 修回日期: 2021-08-31; 录用日期: 2021-10-08

基金项目: 广东省普通高校青年创新人才项目(2018KQNCX332)、广东省引进领军人才计划(00201507)、广东省教育厅创团项目(2018KCXTD033)、广东省科技计划(2021A0101180005)、中山市社会公益科技研究项目(2018B1021, 2020B2018)

通信作者: *yumiao@zsc.edu.cn

1 引言

分布式光纤振动传感(DVS)系统用光纤感知外界振动信号,通过解调的方式来获取振动信号的强度及相位,从而实现对振动信号的定位和准确还原。DVS 系统可远距离、分布式和高灵敏度的实时、在线监测振动信号,在周界安防、输油气管道监测,以及城市管廊和建筑物结构健康监测^[1]等领域有着广泛的应用。

由于 DVS 系统的灵敏度高,但易受到系统本身散粒噪声、热噪声、半导体 $1/f$ (f 为频率)噪声、探测器噪声和周围环境随机噪声的影响^[2],故解调后的相位信号会掺杂无用的噪声成分,造成信噪比(SNR)降低,使其无法准确还原真实的振动情况,最终造成 DVS 系统对扰动事件的漏报、误报。因此对解调后的信号进行适当的预处理,即去除无用的噪声成分,保留有用的信号成分,这是实现后续振动信号准确识别的基石。

DVS 系统的去噪方法主要有优化系统结构和信号处理两种。由于信号处理方法不需要改进或增加额外的器件,所以制作成本更低,因此在 DVS 系统中一些实用有效的去噪算法被相继提出并应用。2013 年,Zhu 等^[3]基于二维边缘检测原理对瑞利散射光所形成的图像进行空间梯度运算,定位信噪比增至 8.4 dB。2014 年,Shi 等^[4]采用小波自适应阈值方法,以小波信息熵作为评价指标,在无频率损失的情况下,降低了散粒噪声、系统热噪声和环境噪声,将信噪比由 4.23 dB 提升到 12.22 dB。2017 年,Ölçer 等^[5]采用自适应时间匹配滤波方法并基于信噪比最大化理论,通过增大滤波器尺寸来探测微弱振动信号以抑制衰落噪声,信噪比大于 10 dB。2017 年,He 等^[6]将振动信号的时间和空间信息转换为二维图像,采用二维双边滤波算法进行自适应的图像重构以达到平滑噪声、保留有效信号的目的,信噪比由 6.43 dB 提升至 14 dB。2017 年,Qin 等^[7]采用经验模态分解(EMD)算法将原始后向瑞利散射光分解为固有模态分量(IMF),并采用皮尔逊相关系数(CC)来判断各固有模态分量与原信号的相关程度,从而保留合适的 IMF,频率为 100 Hz 和 1.2 kHz 的振动信号的定位信噪比分别达到 42.52 dB 和 39.58 dB。2018 年,Zhao 等^[8]通过引入区间提出一种改进的分离平均和微分算法,并采用信元平均恒虚警率检测算法来设置自适应阈值,信噪比可达 9.3483 dB。2019 年,张春熹等^[9]采用

谱减降噪法将信噪比提高了 2.7 dB。2019 年,曹露^[10]采用一种多尺度匹配滤波方法将信噪比提升 6 dB 左右。2019 年,Ibrahim 等^[11]提出主成分分析(PCA)方法进行去噪,提升了系统的信噪比。2019 年,He 等^[12]采用清晰迭代经验模态分解和区间阈值(EMD-CIIT)方法,采用 EMD-CIIT 方法进行去噪,再进行多次迭代求均值,对于敲击和破坏信号的信噪比提升至 30.9 dB 和 32.82 dB。2019 年,Li 等^[13]采用极均值互补经验模态分解(ECEMD)方法可将信号分解为 IMF,并通过选择性相加函数将有用的 IMF 分量进行相加以生成信号,信噪比提升至 41.65 dB。2020 年,Hu 等^[14]采用带有自适应噪声的完全集合经验模态分解和 Kullback-Leibler 散度(CEEMD-KL)方法,提升了信号与噪声的特征区分度。2020 年,He 等^[15]基于自适应噪声完备经验模态分解原理,通过 IMF 的能量密度和其对应的平均周期来区分噪声与信号,采用区间阈值法对含有噪声的模态分量进行去噪,对于敲击和破坏扰动定位的信噪比分别提高到 51.21 dB 和 52.11 dB。

目前常用的信号去噪算法主要有基于图像的二维信号去噪方法、匹配滤波方法、基于小波分析去噪方法、基于 EMD 及其改进方法等。基于图像的二维信号去噪方法和匹配滤波方法的处理过程耗时较长,效率较差;基于小波分析的去噪方法缺乏自适应性,由于振动信号具有非线性和非平稳性,而小波方法无法自适应地选取合适的基函数、阈值和分解层数;EMD 及其改进方法适合分析非线性和非平稳的信号,但其高度依赖于寻找极值点的方法,而且缺乏数学理论基础,易产生模态混叠的现象。

本文采用一种变分模态分解-排列熵(VMD-PE)方法对 DVS 系统进行去噪。首先,详细分析了 VMD 方法的原理,在此基础上结合排列熵原理设计出 VMD-PE 去噪方法;随后,以完备性、正交性(IG)和信噪比等作为指标,通过仿真分析来验证 VMD-PE 方法相对于 EMD 方法和 CEEMD 方法的优越性;最后,搭建实验系统来采集实际扰动信号,并对其进行相位解调,采用三种分解方法对时间-相位数据进行去噪处理,以验证 VMD-PE 方法对实际信号的去噪能力。

2 VMD-PE 原理

2.1 VMD 原理

EMD 及其改进方法对非平稳信号的去噪具有独特的优势,但其本质仍是基于经验模态分解以递

归的方式不断筛选 IMF 分量,而且不能后向纠错。EMD 方法本身缺乏充分的数学理论基础,而且具有局限性,因 EMD 方法对噪声和采样点敏感,使得分解结果的鲁棒性较差。为了解决 EMD 方法的不足,2014 年 Dragomiretskiy 等^[16]提出了 VMD 算法,该算法将经典维纳滤波器扩展到多个、自适应的波段,这可以很好地处理噪声。VMD 算法具有充分的理论支撑,分解的每个模态在傅里叶域可以直接迭代更新,计算简单快速。

VMD 将输入信号 f 分解为 k 个子模态信号 u_k ,即 $\sum_k u_k = f$, u_k 为调幅调频信号,记为

$$u_k = A_k(t) \cos[\phi_k(t)], \quad (1)$$

式中: t 为信号时刻; $A_k(t)$ 为子模态 u_k 的可视幅值, $A_k(t)$ 中的元素 $A_k(t) \geq 0$; $\phi_k(t)$ 为非递减函数,即 $\phi_k(t) \geq 0$ 。在足够长的时间间隔 $[t - \delta, t + \delta]$ [其中 $\delta \approx 2\pi/\phi_k(t)$] 下,瞬时频率 $\omega_k(t) = \phi_k(t)$ 的信号为纯谐波信号。 u_k 定义的直接结果是用来限制带宽的,其也是 VMD 算法的核心假设。

为了获取 u_k 的限制带宽,首先对 u_k 进行希尔伯特变换以获取频率成分,再与 $\exp(-j\omega_k t)$ 相乘以使 u_k 的频率移至 ω_k ,计算相应的 L_2 范数来估计带宽,建立的约束表达式为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \|\partial_t \{[\delta(t) + j/\pi t] u_k(t)\} \exp(-j\omega_k t)\|_2^2 \right\}, \quad (2)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$ 为 K 个模态的集合; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 为 K 个模态中心频率的集合。在约束条件 $\sum_k u_k = f$ 下,(2)式是求解目标函数带宽和极小化的过程,约束条件是令各模态分量之和等于待分解信号。

为了求解(2)式,利用二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘子 λ 将(2)式转换为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \|\partial_t \{[\delta(t) + j/\pi t] u_k(t)\} \exp(-j\omega_k t)\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle, \quad (3)$$

式中: $\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle$ 表示 $\lambda(t)$ 与 $f(t) - \sum_k u_k(t)$ 相内积。这样,通过线性组合目标函数和约束条件,可以将(2)式转化为求解无约束极小化问题,并进一步求解出非线性规划过程的最优解,这个最优解是全局极小极值,使(3)式的导数等于零的点可以作为(2)式的最优解,即 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 和 λ 。通过

交替方向乘子运算对 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 和 λ 进行一系列优化迭代,即在频率域连续更新 $u_k(t)$ 、 ω_k 和 $\lambda(t)$,表达式为

$$\hat{u}_k^{(n+1)}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}, \quad (4)$$

$$\omega_k^{(n+1)} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}, \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}^{(n+1)}(\omega) = \hat{\lambda}^{(n)}(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{(n+1)}(\omega)], \quad (6)$$

式中: $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{u}_i(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $f(t)$ 、 $u_k(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换, ω 为频率; n 为迭代次数; τ 为保真参数。迭代更新的终止条件为

$$\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{(n+1)} - \hat{u}_k^{(n)}\|_2^2}{\|\hat{u}_k^{(n)}\|_2^2} < \epsilon, \quad (7)$$

式中: ϵ 为收敛精度。

满足终止条件后,输入信号 f 被分解为 K 个模态向量 $u_k(t)$,每个模态向量具有固定的中心频率值 ω_k 。

2.2 排列熵原理及其参数设置

Bandt 等^[17]在 2002 年提出了排列熵算法,主要用于检测时间序列的随机性,适合非平稳信号的分析,具有很好的鲁棒性。信号的熵值决定了其随机程度:熵越大,信号的随机程度越强;熵越小,信号越规则有序。因此可以采用排列熵算法对异常信号进行检测。排列熵算法的检测步骤如下^[18]。

一个时间序列 S 含有 N 个信号 $\{x(1), x(2), \dots, x(N)\}$, S 的规则程度可由多维空间中近似熵测量,将时间序列 S 分为若干个小段,即

$$\left\{ \begin{aligned} X(1) &= \{x(1), x(1 + \tau'), \dots, x[1 + (m - 1)\tau']\} \\ X(2) &= \{x(2), x(2 + \tau'), \dots, x[2 + (m - 1)\tau']\} \\ &\vdots \\ X(k) &= \{x(k), x(k + \tau'), \dots, x[k + (m - 1)\tau']\}, \\ &\vdots \\ X[N - (m - 1)\tau'] &= \{x[N - (m - 1)\tau'], \\ &\quad x[N - (m - 2)\tau'], \dots, x(N)\} \end{aligned} \right. \quad (8)$$

式中: m 为嵌入信号的个数; N 为每小段中的总信号数; τ' 为时间延迟。

将每小段 $X(i), i = 1, 2, \dots, k, \dots, N - (m - 1)$

τ' 中的 m 个信号按照从小到大的顺序 (j_1, j_2, \dots, j_m) 进行重新排列, 可得

$$X(i) = \{x[i + (j_1 - 1)\tau'] \leq x[i + (j_2 - 1)\tau'] \leq \dots \leq x[i + (j_m - 1)\tau']\}. \quad (9)$$

若存在两个值相等, 即 $x[i + (j_1 - 1)\tau'] = x[i + (j_2 - 1)\tau']$, 则按 j 的大小进行排列, 如当 $j_1 < j_2$ 时, 有 $x[i + (j_1 - 1)\tau'] \leq x[i + (j_2 - 1)\tau']$. 则由任意一小段 $X(i), i = 1, 2, \dots, k, \dots, N - (m - 1)\tau'$ 均可得到一组符号序列

$$S'(g) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}. \quad (10)$$

m 个不同的符号有 $m!$ 种排列方式, 对应 $m!$ 种符号序列, 则 g 的取值范围为 $[1, m!]$, 而 $S(g)$ 为 $m!$ 种符号序列中的其中一种. 计算每种符号序列出现的概率值 $P_1, P_2, \dots, P_{m!}$, 则 $\sum_{g=1}^{m!} P_g = 1$.

根据 Shannon 熵理论可将时间序列 S 的排列熵定义为

$$H_p(m) = - \sum_{g=1}^{m!} P_g \ln P_g. \quad (11)$$

对(11)式进行标准化处理后, 进一步得到

$$H_p = H_p(m) / \ln(m!). \quad (12)$$

H_p 即为最终得到的排列熵, 它的取值范围为 $[0, 1]$, H_p 反映了时间序列 S 的随机程度. H_p 值越大, 代表时间序列 S 越随机杂乱; H_p 值越小, 代表时间序列 S 越规则有序. 因此, 信号 H_p 值可作为区分噪声和有用信号的依据.

在计算信号的排列熵时, 需要确定 m 和时间延迟 τ' . 对于 m , Bandt 等^[17] 建议在 $3 \sim 7$ 中取值. 若 m 值过小, 则时间序列分割的小段过小, 包含的信息很少, 算法将失去本身意义; 若 m 值过大, 不仅会造成执行效率过低, 而且将无法反映时间序列的细节信息. 根据文献[18-19]的经验, 本文将 m 设

表 1 8 种信号的排列熵值

Table 1 Permutation entropy of 8 kinds of signals

Signal	$x_1(t)$	$x_2(t)$	$x_3(t)$	$x_4(t)$	$x_5(t)$	$x_6(t)$	$x_7(t)$	$x_8(t)$
H_p	0.4610	0.1753	0.2002	0.1427	0.0060	0.2273	0.6163	0.9689

由表 1 可知: 有用信号中, 高幅值高频正弦信号 $x_1(t)$ 的排列熵值最大, 值为 0.4610; 噪声信号中, 间歇噪声 $x_7(t)$ 的排列熵值最小, 值为 0.6163. 文献[17]建议排列熵的阈值取 0.5500~0.6000 较为合适, 考虑仿真信号的排列熵, 本文将排列熵 H_p 的阈值设置为 0.55. 熵是用来衡量信号混乱程度的一个指标, 虽然实际应用中信号频率成分会与仿真

置为 6. 时间延迟 τ' 对时间序列的熵值影响较小^[19], 本文将 τ 设置为 1.

使用排列熵来区分有用信号和噪声, 需要确定排列熵阈值. 当排列熵低于该阈值时, 该信号为有用信号, 否则为噪声. 由于光纤在探测外界实际振动信号时, 有用的振动传感信号可视为由多种规则信号叠加而成的非平稳随机扰动信号. 为了确定排列熵阈值, 仿真生成典型的有用信号和噪声信号. 噪声信号模拟的是实际信号中的高频噪声成分, 采样率为 1 kHz, 分别计算各自的排列熵值. 有用信号包括高幅值高频正弦信号 $x_1(t)$ 、低幅值低频正弦信号 $x_2(t)$ 、调幅调频信号 $x_3(t)$ 、混频信号 $x_4(t)$ 、脉冲信号 $x_5(t)$ 和分段信号 $x_6(t)$; 噪声信号包括间歇噪声 $x_7(t)$ 和高斯白噪声 $x_8(t)$, 可分别表示为

$$\begin{cases} x_1(t) = 100\sin(600\pi t) \\ x_2(t) = \sin(20\pi t) \\ x_3(t) = (1+t)\sin[\pi t + \pi t^2 + \cos(20\pi t)] \\ x_4(t) = \cos(8\pi t) + 5\cos(10\pi t) \\ x_5(t) = \begin{cases} 10, & t = 0.5, 1.5 \\ 0, & t \in [0, 0.5) \cup (0.5, 1.5) \cup (1.5, 2] \end{cases} \\ x_6(t) = \begin{cases} \cos(50\pi t), & t \in [0, 0.6] \\ 0, & t \in (0.6, 1.2] \\ \cos(70\pi t), & t \in (1.2, 2] \end{cases} \\ x_7(t) = \begin{cases} \text{zeros}(0, 0.3), \text{randn}(0.3, 0.9), \\ \text{zeros}(0.9, 1.2), \\ \text{randn}(1.2, 1.8), \text{zeros}(1.8, 2) \end{cases} \\ x_8(t) = \text{wgn}(0.2) \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $\text{randn}(\cdot)$ 表示 X 轴上起始点到终止点之间的随机噪声; $\text{zero}(\cdot)$ 表示 X 轴上起始点到终止点之间区间值为 0 的噪声; $\text{wgn}(\cdot)$ 表示功率为 0.2 的高斯白噪声. 8 种信号的排列熵值如表 1 所示.

设定的参数稍有不同, 但有用信号和噪声信号的规则程度可通过熵值来区分, 即有效区分高频有用信号与高频噪声, 这对于实际有用信号和噪声的区分具有重要的参考意义.

3 VMD-PE 去噪设计

在 VMD 处理前需确定分解个数 K , VMD 方

法是对 K 个 IMF 分量同时进行维纳滤波迭代以找到最优解,因此 K 值对 VMD 的正确分解有很大的影响。若 K 值过小,即分解个数小于信号中有用成分的个数,VMD 会发生欠分解,则一些有用的 IMF 分量无法有效分离;若 K 值过大,即分解个数大于信号中有用成分的个数,VMD 会发生过分解,这会导致伪分量的生成,从而对有效的 IMF 分量造成干扰,影响分解精度。因此,设置正确的 K 值对于 VMD 处理以及去噪至关重要。

本文采用排列熵的方法来确定 VMD 法分解模态的个数,由于 VMD 方法分解出的 IMF 分量的频率是由高到低依次排列的,则 IMF1 频率最高,当出现过分解时,IMF1 就应是分解出的伪分量,因此在每次不同 K 值的尝试下,只需判断 IMF1 的排列熵是否大于阈值即可,具体的去噪步骤如下。

1) 输入含噪信号, K 取初始值 2。

2) 计算在当前 K 值下 VMD 法处理后 IMF1 的排列熵值,并将其与排列熵阈值进行比较。若排列熵大于排列熵阈值,则 $K = K - 1$,此时 K 值为 VMD 法分解模态的个数;若小于排列熵阈值,则 $K = K + 1$,继续执行步骤 2)。

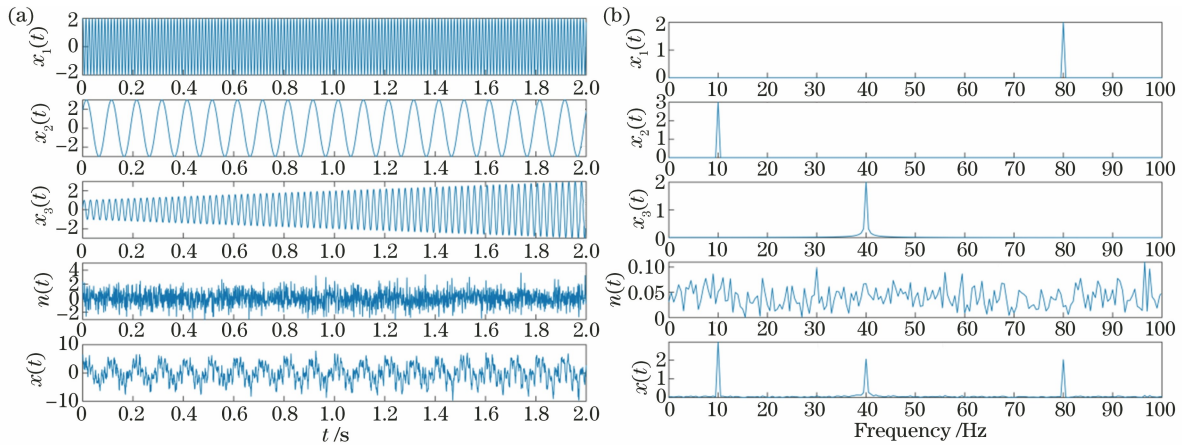


图 1 振动仿真信号波形图。(a)时域;(b)频域

Fig. 1 Waveform diagram of vibration simulation signal. (a) Time-domain; (b) frequency-domain

对模拟的含噪信号 $x(t)$ 分别进行 EMD、CEEMD 和 VMD 去噪处理。首先,对原始信号进行 EMD 处理,处理结果如图 2 所示。由图 2 可知,EMD 处理后,信号产生了 6 个 IMF 分量和一个残余(RS)分量,此时分解出了较多伪分量成分。由图 2(b)可知,在一个 IMF 分量中含有两个及以上的频率成分,或者说在同一频率成分中分解到两个不同的 IMF 分量,说明此时出现了模态混叠的现象。

为了实现 EMD 去噪,通过计算分解后的 IMF 与原始含噪信号的相关系数来区分有用信号和随机

3) 通过步骤 2) 确定好 K 值后执行 VMD 程序,可以得到有用信号的 IMF 分量并对其进行重构,最终实现信号的去噪。

4 MATLAB 仿真与对比

采用 MATLAB 来生成含噪的原始信号,用来模拟相位解调后的振动信号。采样频率设置为 1 kHz,采样时间为 2 s。原始信号 $x(t)$ 可表示为

$$\begin{cases} x_1(t) = 2\sin(160\pi t + \pi/3) \\ x_2(t) = 3\sin(20\pi t + \pi/5) \\ x_3(t) = (1+t)\sin(80\pi t) \\ n(t) = \text{wgn}(0, 2) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + n(t) \end{cases} \quad (14)$$

$x(t)$ 的组成成分:频率为 80 Hz、幅值为 2 和初始相位为 $\pi/3$ 的高频信号 $x_1(t)$;频率为 10 Hz、幅值为 3 和初始相位为 $\pi/5$ 的低频信号 $x_2(t)$;频率为 40 Hz 的变幅信号 $x_3(t)$;强度为 0.2 dBW 的高斯白噪声 $n(t)$ 。对 $x(t)$ 进行信号仿真以模拟解调后的振动信号, $x(t)$ 的波形及频谱分布如图 1 所示。

噪声。相关系数的表达式为

$$\rho(c_i, X) = \frac{\text{cov}(c_i, X)}{\sigma(c_i)\sigma(X)}, \quad (15)$$

式中: $\text{cov}(c_i, X)$ 为各个 IMF 分量 c_i 与原始信号 X 的协方差; σ 为标准差。

经过多次仿真,本文将相关系数的阈值设置为 0.40。将相关系数高于 0.40 的 IMF 划分为有用信号分量,将相关系数低于 0.40 的 IMF 划分为噪声分量。EMD 分解的 6 个 IMF 与 $x(t)$ 的相关系数如表 2 所示。

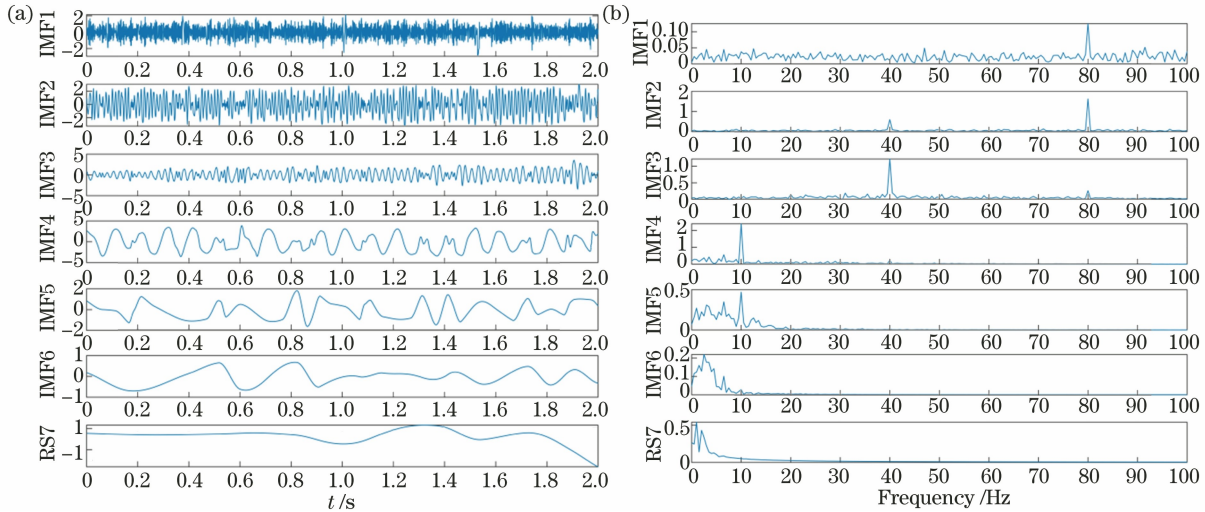


图 2 EMD 模式的波形图。(a)时域;(b)频域

Fig. 2 Waveform diagram of EMD modes. (a) Time-domain; (b) frequency-domain

表 2 EMD 各 IMF 与 $x(t)$ 的相关系数

Table 2 Correlation coefficient between each IMF of EMD and $x(t)$

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
Correlation coefficient	0.2886	0.5992	0.4933	0.6414	0.3104	0.0040

由表 2 可筛选出 IMF2~IMF4 为有用信号,将有用信号相加可以得到最终的消噪信号 $x'(t)$,如

图 3(a)所示。将 $x'(t)$ 与有用信号 $x_1(t)+x_2(t)+x_3(t)$ 作差可得重构误差图,如图 3(b)所示。

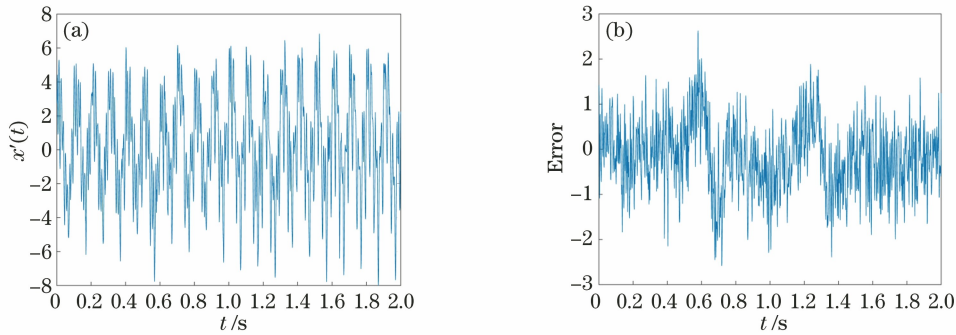


图 3 EMD-CC 去噪方法的结果。(a)去噪后信号;(b)误差

Fig. 3 Results of EMD-CC denoising method. (a) Signal after denoising; (b) error

CEEMD 方法为原始信号添加一对正负白噪声,这在一定程度上改善了 EMD 方法的模态混叠问题。同样采用 CEEMD 方法与相关系数结合的方式对仿真信号进行去噪处理,CEEMD 处理后的各分量如图 4 所示。由图 4 可知,与 EMD 方法比较,CEEMD 方法解决了模态混叠的问题,且伪分量的幅值得到削减,但是仍然存在伪分量较多的问题,

模态混叠问题没有根本解决,且由于循环添加白噪声,程序执行时间较长,效率很低。

同样计算 CEEMD 方法处理后的 IMF 与 $x(t)$ 的相关系数,结果如表 3 所示。由表 3 可知,相关系数值大于 0.40 的分量有 IMF2~IMF5,因此将这 4 个 IMF 分量用于重构。去噪后的信号 $x'(t)$ 及重构误差如图 5(a)和图 5(b)所示。

表 3 CEEMD 各 IMF 与 $x(t)$ 的相关系数

Table 3 Correlation coefficient between each IMF of CEEMD and $x(t)$

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
Correlation coefficient	0.2756	0.5387	0.5423	0.6635	0.6445	0.0565

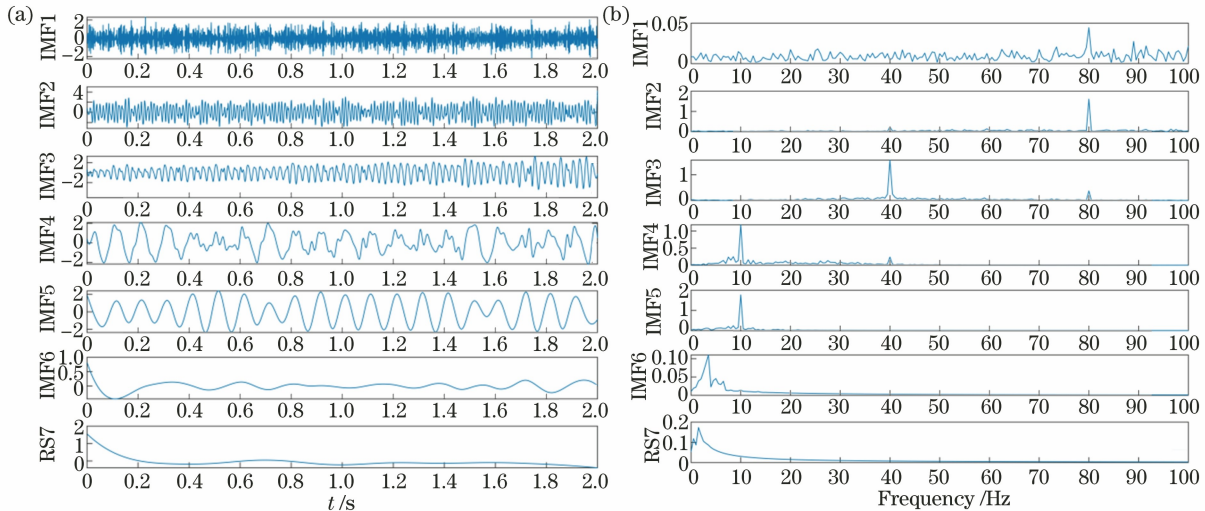


图 4 CEEMD 模式的波形图。(a)时域；(b)频域

Fig. 4 Waveform diagram of CEEMD modes. (a) Time-domain; (b) frequency-domain

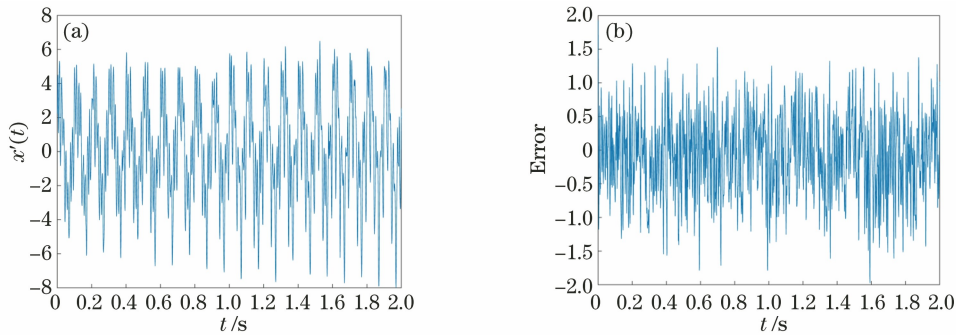


图 5 CEEMD-CC 去噪方法的结果。(a)去噪后信号；(b)误差

Fig. 5 Results of CEEMD-CC denoising method. (a) Signal after denoising; (b) error

对原始信号 $x(t)$ 进行 VMD 处理。经多次实验可知,当二次惩罚因子 $\alpha = 10000$ 时分解效果较好,然后在此参数下确定 K 值。如表 4 所示, K 从 1 开始依次递增,在不同 K 值下计算 IMF1 的排列熵值,直到其值大于设定阈值,此时 $K - 1$ 即为寻找的分解个数。

表 4 不同 K 值下 IMF1 的排列熵值

Table 4 Permutation entropy value of IMF1 under different K values

K value	1	2	3	4
H_p of IMF1	0.4375	0.4566	0.4529	0.7664

由表 4 可知,当 $K = 4$ 时,IMF1 的排列熵值大于阈值 0.55,这可以确定最终的 $K = 3$,然后再次执行 VMD 处理,处理结果如图 6 所示。

由图 6 可知,VMD 处理后的三个 IMF 分量准确还原了有用信号,无伪分量和模态混叠现象的发生。将三个 IMF 分量重构可获得去噪信号 $x'(t)$,波形如图 7(a)所示。去噪信号与有用信号的误差如图 7(b)所示。

为了进一步评估三种方法的分解和降噪性能,采用完备性、正交性、信噪比、计算时间和分解个数等指标进行评估。完备性用重构误差的均方差 (MSE) E_{MS} 表示;正交性 I_0 [20] 用表征模态分量之间的独立程度表示, I_0 值越接近于 0,表明模态分量之间越独立,模态之间的混叠就越小;信噪比 R_{SN} 表征去噪效果。 E_{MS} 、 I_0 和 R_{SN} 的表达式分别为

$$E_{MS} = \sum_{t'=0}^T \left[\sum_{i'=1}^{n'} c_{i'}(t') - X(t') \right]^2 / T, \quad (16)$$

$$I_0 = \sum_{t'=0}^T \left[\sum_{j'=1}^{n'} \sum_{i'=1}^{n'} c_{j'}(t') c_{i'}(t') / X^2(t') \right], \quad (17)$$

$$R_{SN} = 10 \lg \left\{ \sum_{t'=0}^T X^2(t') / \sum_{t'=0}^T \left[X(t') - \sum_{i'=1}^{n'} c_{i'}(t') \right]^2 \right\}, \quad (18)$$

式中: T 为采样窗口长度; n' 为信号点个数。三种方法的各指标如表 5 所示。由表 5 可知:与 EMD-CC 方法和 CEEMD-CC 方法相比,VMD-PE 方法的重构误差均方差最小,仅为 0.1694,完备性最好,正交性也最好,仅为 0.0030,各个分量之间独立程度很高,有效抑

制了模态混叠的问题;VMD-PE 方法能够实现最高的信噪比,高达 17.0834 dB;EMD-CC 方法的运行时间最短,仅为 0.0263 s,VMD-PE 方法的运行时间仅次

于 EMD-CC 方法,值为 0.3331 s,程序执行有较高的效率;VMD-PE 方法分解的模态个数可根据信号成分预先设定,能够避免伪分量的产生。

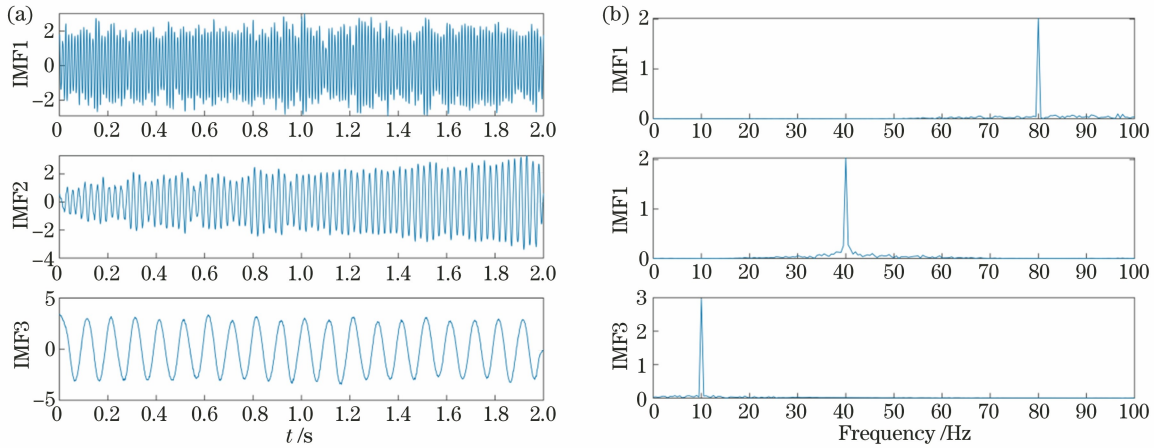


图 6 VMD 模态的波形图。(a)时域;(b)频域

Fig. 6 Waveform diagram of VMD modes. (a) Time-domain; (b) frequency-domain

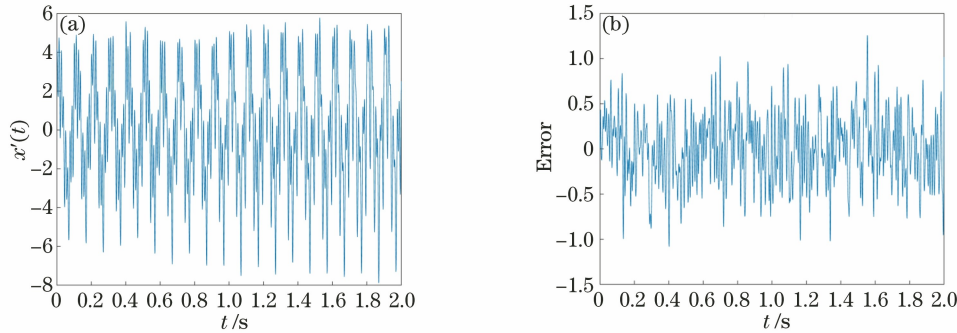


图 7 VMD-PE 去噪方法的结果。(a)去噪后信号;(b)误差

Fig. 7 Results of VMD-PE denoising method. (a) Signal after denoising; (b) error

表 5 三种去噪方法的指标

Table 5 Indicators of three denoising methods

Method	E_{MS}	I_O	R_{SN}/dB	Computing time/s	Number of IMFs
EMD-CC	1.0511	0.1298	9.1571	0.0263	6
CEEMD-CC	0.4068	0.0617	13.2791	7.8412	6
VMD-PE	0.1694	0.0030	17.0834	0.3331	3

5 实验装置及原理

实验装置如图 8 所示。由中心波长为 1550 nm 的窄线宽激光器发出连续光,其通过一个分光比为 90:10 的耦合器后 90% 的光作为探测光,10% 的光作为本地光。探测光经声光调制器的调制后变为脉冲光,脉冲光频率移动 Δf ,然后经掺珉光纤放大器后进一步放大光功率,通过环形器入射至传感光纤并返回的后向瑞利散射光振幅 $E_R(t) = E_s(t)\cos[2\pi(f_0 + \Delta f)t + \varphi(t)]$,其中 $E_s(t)$ 为后向瑞利散射光的初始振幅, f_0 为光源频率, $\varphi(t)$ 为

后向散射光的相位信息。

本地光的振幅 $E_L(t) = E_0(t)\cos(2\pi f_0 t + \varphi_0)$ [其中 $E_0(t)$ 为本地光的初始振幅, φ_0 为本地光的相位信息]与后向瑞利散射光的振幅 $E_R(t)$ 在 3 dB 耦合器中发生干涉,干涉光强由光电探测器来探测,数据采集卡将电压值转变为数字量,可得

$$V(n^*) \propto E_s(n^*)E_0(n^*) \times \cos[2\pi n^* \Delta f_n / f_s + \varphi_s(n^*)],$$

$$n^* = 1, 2, 3, \dots, N', \quad (19)$$

式中: f_s 为数据采集卡采样频率; N' 为数据采集卡采集一组数据的总采样点数; n^* 为采样点序号;

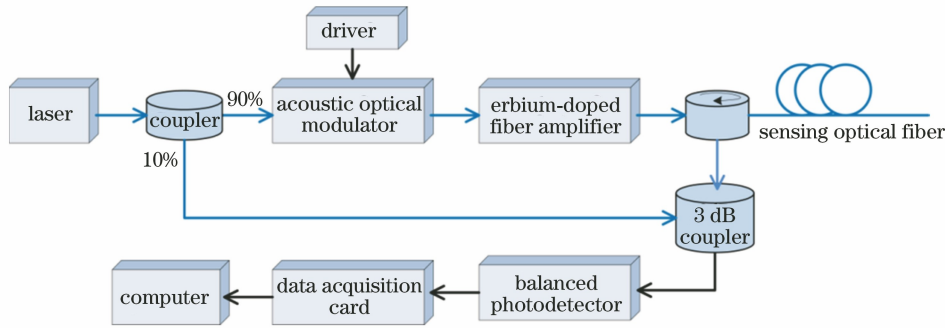


图 8 DVS 系统的实验装置图

Fig. 8 Experimental device diagram of DVS system

$\varphi_s(n^*) = \varphi(n^*) - \varphi_0$ 为外界振动相位信息, 通过对该相位的解调可准确获取外界环境的扰动信息^[21]。

6 结果与分析

由于实际信号可以看作由多个不同频率占优的子模态叠加而成, 所以所提方法对于实际信号同样适用。为了验证 VMD-PE 方法对实际信号的去噪效果, 采用图 8 的 DVS 系统, 传感光纤长度为 4000 m, 传感光纤以铺地式和悬网式两种方式进行铺设。数据采集卡采集触网、车轮碾压和雨淋三种振动信号的数据, 时间采样率为 1 kHz, 采用相位解

调算法可得到三种振动信号的时间-相位数据, 样本长度均为 1 s, 对三种振动信号进行 VMD-PE 去噪处理, 二次惩罚因子取仿真过程中确定的 $\alpha = 10000$, 根据 IMF1 的排列熵值来确定分解层数, 触网信号的分解层数为 6, 车轮碾压信号的分解层数为 7, 雨淋信号的分解层数为 5, 各模态如图 9(a)、图 10(a) 和图 11(a) 所示。将各模态重构可以得到最终的去噪信号, 同时分别对三种振动信号进行 EMD-CC 去噪和 CEEMD-CC 去噪处理以对比三种方法的去噪效果, 波形如图 9(b)、图 10(b) 和图 11(b) 所示。

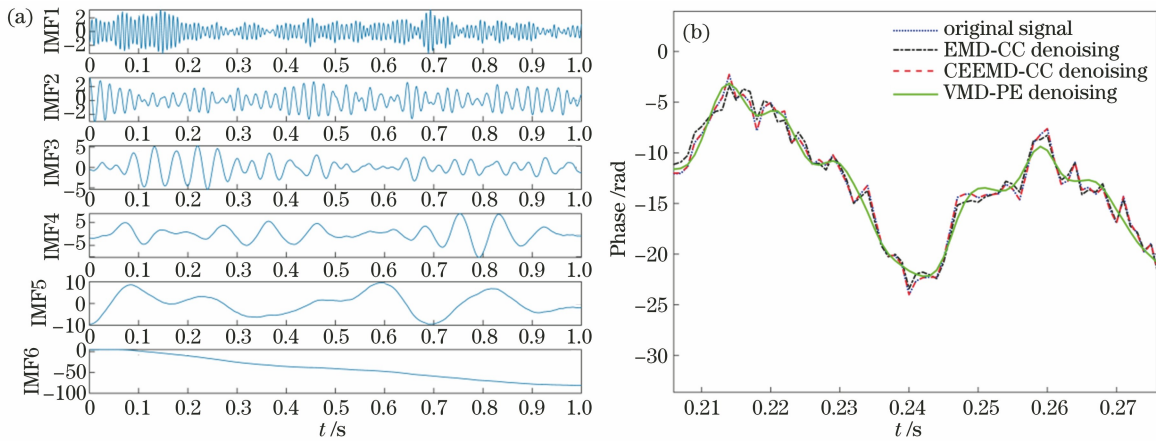


图 9 触网信号的去噪结果。(a) VMD-PE 的各模态;(b) 三种去噪方法细节对比

Fig. 9 Denoising result of touching signal. (a) Modes of VMD-PE; (b) detail comparison of three denoising methods

由图 9~11 可知: 对触网、车轮碾压和雨淋三种振动信号进行去噪处理, EMD-CC 方法和 CEEMD-CC 方法在信号高频位置处的去噪效果不明显, 在图 9(b) 中 0.26 s 时间附近和图 10(b) 中 0.56 s 时间附近可以观察到; VMD-PE 方法的整体去噪效果较好, 整体信号更平滑, 在去噪的同时保留了原有信号的特征与原信号基本一致, 保真度较好。

然后, 进一步具体评价三种方法对触网、车轮碾

压和雨淋三种振动信号的去噪效果。在对实际信号去噪效果的判定中, 由于实际有用信号和真实噪声信号并不明确, 所以采用信噪比作为去噪性能评价指标并不合适, 这里引入含噪信号与降噪误差比 R_{DNSN} 来评价三种方法的去噪性能^[22], 表达式为

$$R_{DNSN} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{t'=0}^T x_s^2(t')}{\sum_{t'=0}^T [x_s(t') - x'(t')]^2} \right\}. \quad (20)$$

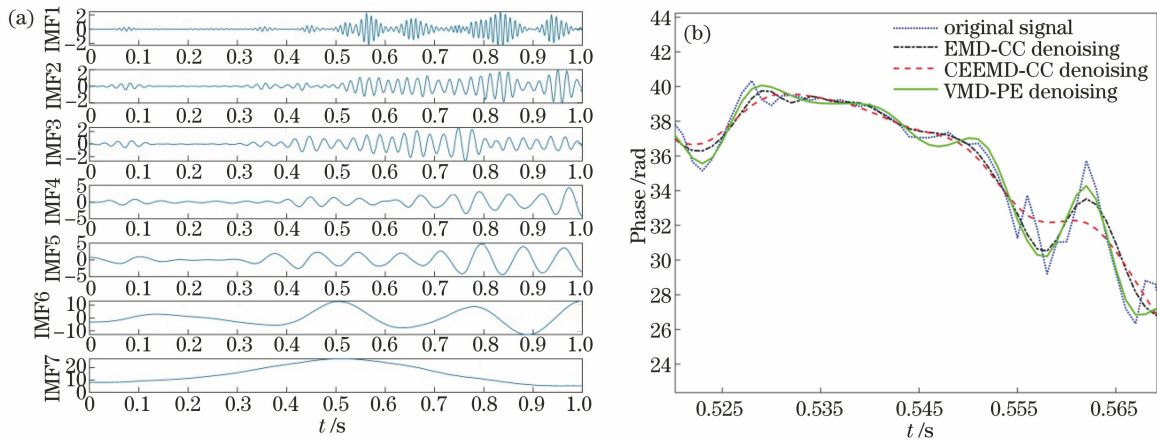


图 10 车轮碾压信号的去噪结果。(a) VMD-PE 的各模态;(b)三种去噪方法细节对比

Fig. 10 Denoising results of wheel rolling signal. (a) Modes of VMD-PE; (b) detail comparison of three denoising methods

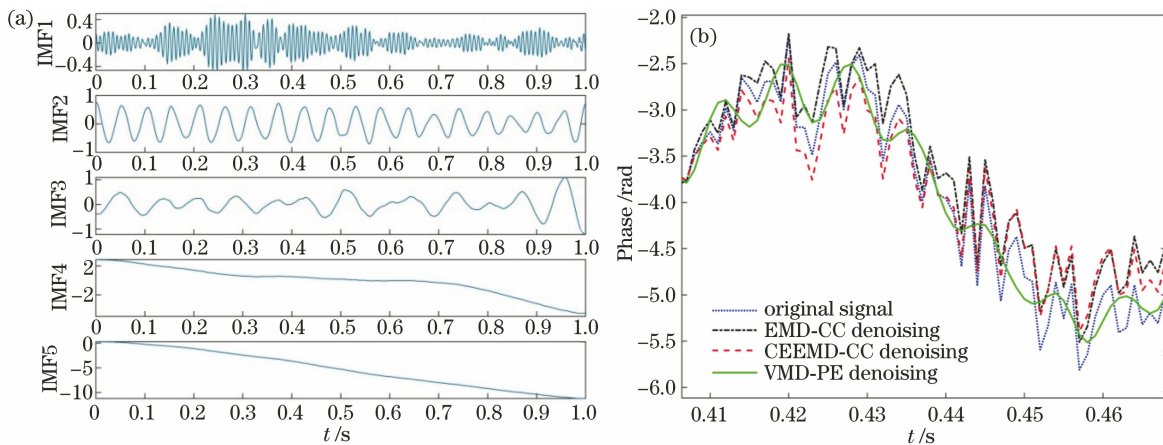


图 11 雨淋信号的去噪结果。(a) VMD-PE 的各模态;(b)三种去噪方法细节对比

Fig. 11 Denoising results of rain signal. (a) Modes of VMD-PE; (b) detail comparison of three denoising methods

当 R_{DNSN} 值越大时,代表分母越小,即去除的噪声越少,去噪效果不明显;反之则去噪更明显,效果更好。采用三种去噪方法对触网、车轮碾压和雨淋三种振动信号进行去噪,结果如表 6 所示,其中由于排列熵值已知,VMD-PE 去噪方法的耗时仅包括分

解层数确定和重构去噪两部分,计算时间与分解层数有关。最后,将去噪前的数据以及三种去噪方法处理后的数据各 2000 组输入 Wavenet 声波深度神经网络中进行模式识别^[23],用来验证经不同去噪处理方法处理后三类振动信号的识别准确率。

表 6 三种实际振动信号在三种方法下的去噪结果

Table 6 Denoising results of three kinds of actual vibration signals under three methods

Method	Net-touching			R_{DNSN}/dB	Wheel rolling			R_{DNSN}/dB	Raining	
	R_{DNSN}/dB	Computing time /s	Recognition accuracy /%		Computing time /s	Recognition accuracy /%	R_{DNSN}/dB		Computing time /s	Recognition accuracy /%
Before denoising	—	—	78.3	—	—	80.4	—	—	76.6	
EMD-CC	35.2241	0.5471	83.4	33.0175	0.5501	86.7	30.9846	0.3792	85.8	
CEEMD-CC	35.1737	8.6542	90.5	32.9347	7.1748	93.3	30.1071	8.9113	92.4	
VMD-PE	32.5358	1.4432	99.3	30.5546	1.6320	99.8	29.3435	1.2349	99.6	

对于三种实际振动信号,由(20)式可知去噪指标受信号本身幅值和去噪方法的共同影响。因此对于同种去噪方法,不同信号由于作用强度的不同而具有不同的去噪效果,作用强度越大, R_{DNSN} 值就相

对较大。对于同种振动信号,由表 6 可知 CEEMD-CC 去噪方法的 R_{DNSN} 指标均略好于 EMD-CC 方法,但耗时最长,而 EMD-CC 方法的耗时最短。VMD-PE 方法对于三种实际振动信号的去噪效果

最好, R_{DNSN} 值分别为 32.5358 dB、30.5546 dB 和 29.3435 dB; 耗时也较少, 分别为 1.4432, 1.6320, 1.2349 s, 整体去噪性能优异, 同时经过 Wavenet 声波深度神经网络的模式识别后准确率最高, 均在 99% 以上。

7 结 论

本文对 VMD 和排列熵的原理进行了详细的推导, 并具体分析了排列熵中关键参数及阈值的选取, 设计了 VMD-PE 的去噪方法。通过含噪信号的仿真验证了 VMD-PE 去噪方法相对于 EMD-CC 方法和 CEEMD-CC 去噪方法, 在完备性、正交性、信噪比、计算时间和分解模态数上的优势, VMD-PE 方法可有效解决模态混叠、伪分量问题, 提升信噪比。对触网、车轮碾压和雨淋三种实际振动信号分别进行去噪处理。实验结果表明: 与 EMD-CC 方法和 CEEMD-CC 方法相比, VMD-PE 方法具有最优的含噪信号与降噪误差比, 三种振动信号的含噪信号与降噪误差比分别为 32.5358 dB、30.5546 dB 和 29.3435 dB; VMD-PE 方法的耗时相比 CEEMD-CC 方法也较少, 分别为 1.4432, 1.6320, 1.2349 s, 说明所提方法有效提高了 DVS 系统的信噪比, 经同一模式识别算法处理后, 由 VMD-PE 方法去噪处理后的数据识别准确率最高, 均在 99% 以上, 这对 DVS 系统的实际振动信号准确还原以及后期的模式识别具有重要的意义。

参 考 文 献

- [1] Li G, Zeng K H, Zhou B, et al. Vibration monitoring for the West-East Gas Pipeline Project of China by phase optical time domain reflectometry (phase-OTDR) [J]. *Instrumentation Science & Technology*, 2021, 49(1): 65-80.
- [2] Shi Y, Feng H, Zeng Z M. Research progress of distributed optical fiber sensors based on Φ -OTDR structure [J]. *Process Automation Instrumentation*, 2017, 38(7): 70-74, 79.
施羿, 封皓, 曾周末. Φ -OTDR 型分布式全光纤传感器研究进展 [J]. *自动化仪表*, 2017, 38(7): 70-74, 79.
- [3] Zhu T, Xiao X H, He Q, et al. Enhancement of SNR and spatial resolution in Φ -OTDR system by using two-dimensional edge detection method [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2013, 31(17): 2851-2856.
- [4] Shi Y, Feng H, An Y, et al. Research on wavelet analysis for pipeline pre-warning system based on phase-sensitive optical time domain reflectometry [C] // 2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, July 8-11, 2014, Besacon, France. New York: IEEE Press, 2014: 1177-1182.
- [5] Ölçer İ, Öncü A. Adaptive temporal matched filtering for noise suppression in fiber optic distributed acoustic sensing [J]. *Sensors*, 2017, 17(6): E1288.
- [6] He H J, Shao L Y, Li H C, et al. SNR enhancement in phase-sensitive OTDR with adaptive 2-D bilateral filtering algorithm [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(3): 6802610.
- [7] Qin Z G, Chen H, Chang J. Signal-to-noise ratio enhancement based on empirical mode decomposition in phase-sensitive optical time domain reflectometry systems [J]. *Sensors*, 2017, 17(8): E1870.
- [8] Zhao Z F, Liu S J, Liu D. Pipeline intrusion detection and location based on phase-sensitive optical time domain reflectometer [C] // 2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP), August 12-16, 2018, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2018: 32-36.
- [9] Zhang C X, Deng Z, Wang X X, et al. Application of spectral subtraction method in phase sensitive OTDR disturbance sensing system [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(3): 16-19.
张春熹, 邓卓, 王夏霄, 等. 谱减降噪法在相位敏感 OTDR 扰动传感系统中的应用 [J]. *激光杂志*, 2019, 40(3): 16-19.
- [10] Cao L. Multi-scale signal processing technology in Φ -OTDR system [D]. Nanjing: Nanjing University, 2019.
曹露. Φ -OTDR 系统的多尺度信号处理技术 [D]. 南京: 南京大学, 2019.
- [11] Ibrahim A D A, Lin S T, Xiong J, et al. The application of PCA on Φ -OTDR sensing system for vibration detection [C] // 2019 18th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON), August 5-8, 2019, Huangshan, China. New York: IEEE Press, 2019: 1-3.
- [12] He M, Feng L, Qu J T. Denoising algorithm of Φ -OTDR signal based on clear iterative EMD interval-thresholding [J]. *Optics Communications*, 2019, 453: 124352.
- [13] Li M, Xiong X L, Zhao Y F, et al. Denoising method based upon EEMD and selective addition for Φ -OTDR [J]. *Optics Communications*, 2019, 452: 313-320.
- [14] Hu Y Z, Meng Z, Ai X B, et al. Performance

- enhancement of the location and recognition of a Φ -OTDR system using CEEMDAN-KL and AMNBP [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(9): 3047.
- [15] He M, Feng L, Zhao D D. A method to enhance SNR based on CEEMDAN and the interval thresholding in Φ -OTDR systems [J]. *Applied Physics B*, 2020, 126(5): 1-10.
- [16] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [17] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17): 174102.
- [18] Yan R Q, Liu Y B, Gao R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 29: 474-484.
- [19] Zheng J D, Cheng J S, Yang Y. Multi-scale permutation entropy and its applications to rolling bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Engineering*, 2013, 24(19): 2641-2646.
郑近德, 程军圣, 杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *中国机械工程*, 2013, 24(19): 2641-2646.
- [20] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [21] Yu M, Sun M Y, Zhang Y L, et al. Phase ambiguity and unwrapping of phase-sensitive optical time-domain reflectometer [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(5): 20200437.
于森, 孙铭阳, 张耀鲁, 等. 相位敏感光时域反射系统相位模糊及解卷绕 [J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(5): 20200437.
- [22] Yan X H, Zhou Z L, Li Z L. Study on the noise reduction of tractor power take-off load by empirical mode decomposition soft-threshold method [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(5): 67-72, 122.
闫祥海, 周志立, 李忠利. 拖拉机动力输出轴载荷经验模态分解软阈值降噪研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(5): 67-72, 122.
- [23] Zhang Y L, Yu M, Chang T Y, et al. Phase-sensitive optical time-domain reflectometric system pattern recognition method based on wavenet [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(3): 58-69.
张耀鲁, 于森, 常天英, 等. 基于波网络的相位敏感光时域反射系统模式识别方法研究 [J]. *光子学报*, 2021, 50(3): 58-69.